

## 我国高校贷款风险的预警研究\*

郑 鸣 朱怀镇

**摘 要:** 针对高校贷款风险的严重性和现有预警模型的不足, 本文以我国 31 个地区的高校整体情况为研究对象, 应用 Logistic 回归分析和 BP 神经网络技术两种方法, 分别建立了两种预警高校贷款风险的模型。结果表明: Logistic 模型对高校贷款风险识别和预警的准确率高达 80% 左右, 总体上好于 BP 神经网络模型, 可以应用于当前我国高校贷款风险的预警。最后, 给出结论和政策建议: 贷款风险指数操作性强, 能够用于我国高校贷款风险的监测; Logistic 模型是当前我国高校贷款风险识别和预警的最优模型; 高校贷款风险预警指标不宜过于细化, 也需适当纳入高校非财务指标; 增加对高校的财政拨款, 拓宽高校收入来源渠道; 严格控制高校基础设施建设盲目扩张。

**关键词:** 高校; 贷款风险; 预警模型

### 一、引言

我国高等教育体制改革以来, 绝大部分公立普通高等学校 (以下简称高校) 为促进教育事业的发展, 在国拨经费增幅下降和其他收入渠道有限的情况下, 不断向银行大规模贷款以解决发展资金匮乏问题。但由于部分高校对贷款风险的认识不足, 再加上中央政府和地方政府起初一定程度的推动作用, 贷款规模已大大超出高校的偿还能力, 高校贷款问题业已引起社会各界的广泛关注。

为进一步加强高校贷款行为的管理, 教育部和财政部联合颁发了教财 [2004] 18 号文件《关于进一步完善高等学校经济责任制加强银行贷款管理切实防范财务风险的意见》。文件就高校贷款的指导思想、贷款资金的使用方向等进行了规范。为指导高校加强贷款管理, 提高风险控制能力, 教育部、财政部还共同组织开发了“高等学校银行贷款额度控制与风险评价模型” (以下简称“贷款额度控制模型”), 要求各有关高校参照该模型的方法和思路, 研究确定本校合理的贷款控制规模。该模型目前已被绝大多数高校, 尤其是教育部直属高校所采用, 为控制高校贷款风险起到了一定的作用。但是从贷款控制额度的计算过程可知, 贷款额度控制模型存在以下不足之处: (1) 模型基于高校未来的非限定性净收入可以确定的假设, 而

实际上影响高校未来非限定性净收入的因素很多, 比如高校将来的招生数、教育事业收费标准、政府教育经费拨款方式; (2) 非限定性净收入中可用于偿债的比例和一般基金中可用于偿债的资金的比率的确定都因高校而异, 并进而影响到贷款风险指数的确定; (3) 模型没有基于高校的非营利性考虑到非财务指标; (4) 模型认为当贷款风险指数大于 1 时表明高校在该期间暂无贷款能力, 不能再增加任何新的贷款, 而事实上贷款风险指数不可能大于 1, 因为  $n$  年期累计贷款控制额度是  $n$  年期累计贷款余额的最大值。据资料显示, 在教育部直属高校“十一五”计划贷款中, 校均计划贷款 2 亿以上的高校占 64%, 其中计划贷款 10 亿以上的达到 22.67%, 而地方普通高校“十一五”计划贷款总额在 20 亿元以上的也有 21 个地区。可见贷款额度控制模型对高校贷款风险的控制作用并不显著。

鉴于贷款额度控制模型的局限性, 国内已有学者进行了研究并做出相应的修改。郑萼 (2005) 利用贷款额度控制模型, 综合考虑未来经费收支增长等因素, 对可偿债资金进行调整, 再计算实际贷款与可确定贷款控制额度的比重, 即贷款风险程度, 这一比重越高, 说明贷款风险越大。<sup>[1]</sup> 谢立本 (2005) 则认为通过引入一个 0 到 1 之间的肯定当量系数来调整非限定性净收入现值, 可以消除贷款额度控制模型中不确定性对高校未来非限定性净收入的影

收稿日期: 2007—07—16

作者简介: 郑鸣, 厦门大学金融系教授、博士生导师, 经济学博士; 朱怀镇, 厦门大学金融学博士研究生。

(福建厦门/361005)

\* 本文系教育部社会科学基金项目“中国高校资金风险预警及控制研究” (教育部教财司预函 [2006] 157 号) 的研究成果。

响。<sup>[2]</sup> 也有学者从高校财务等方面的指标研究高校贷款风险预警问题。黄祥林 (2003) 在综合考虑高校总经费、高校总经费支出中基本建设经费的比重、高校总经费年均增长率和借债期限的基础上建立了一个高校举债规模控制数学模型, 从中计算出每个高校每年的恰当借债规模。<sup>[3]</sup> 李永宁 (2004) 认为个别资金成本率、债务承受率、流动比率、资产负债率、事业结余收益率、投资收益率、学生欠费率、招生实际收益率、资本保值增值率以及招生数增长率等均是贷款风险的重要监测指标。<sup>[4]</sup> 李曙光 (2004) 利用模糊数学法, 将影响高校贷款的贷款程序性、还贷担保性、还贷责任模糊度、还贷利息可靠性和贷款风险预警定量指标等不确定因素作为一个内部模糊关系涵盖入一个评价模型中, 以实现综合性的风险评价, 并结合层次分析法算出一个综合评判矩阵值, 根据这个值来评判贷款的优劣。<sup>[5]</sup> 赵炳起 (2004) 提出高校的负债风险预警机制主要应以反映高校经济运行状况的相关指标构成, 并认为目前情况下选用年经费收入总额、学校人员性经费支出占总收入的比例、负债总额与收入总额的比率、生均贷款额、学费和负债存续期内的预期收入增长等指标较为合适。<sup>[6]</sup> 庞燕珍等 (2005) 认为高校季节性短期贷款要满足借款总额不超过下半年收入对上半年支出的弥补能力; 而长期贷款额度则可以根据未来可预见的收入减去日常运行支出后的余额, 加上原收入中用于长期建设的资金来确定, 具体操作指标有学生人数、学费标准等。<sup>[7]</sup> 黄辉和章新蓉 (2005) 采用功效系数法在学校年末借款总额占学校总经费收入的比重、学校年末净存款占学校总支出的比重、应收及暂付款占年末流动资产的比重和资产负债率这四大指标基础上构建风险预警模型。<sup>[8]</sup>

已有的关于高校贷款风险预警的研究有以下特点: (1) 指标设计没有突出高校与其他营利或非营利机构的区别; (2) 模型评价方法受人为因素影响比较大, 且不便操作和控制, 最终的计算结果也无法清楚的显现贷款风险的大小, 不便制定控制和防范措施; (3) 部分研究成果仅定性地论述了高校贷款风险预警系统的指标选取, 缺乏具体的数值计量和实证检验, 且在预警方面只是人为的设定危险区间, 缺乏理论依据和说服力。

我国向银行贷款的高校基本上都是公立高校, 而公立高校由于其产权性质和承接的政策性负担等决定了它具备软预算约束的特点。这种软预算约束性必定导致高校自身缺乏准确测度贷款风险的激励。所以, 关于高校贷款风险预警模型的研究主要用于政府对高校贷款风险的调控。但从迄今的研究成果看, 还非常缺乏针对高校特点, 指标不易受高校人为因素影响来进行贷款风险预警的研究, 把预警能力较强的 Logistic 模型和 BP 神经网络模型用于高校贷款风险预警的文献更是没有。基于此, 本文以我国 31 个省、直辖市和自治区 (以下简称地区) 的高校为研究对象, 尝试应用 Logistic 模型和 BP 神经网络模型对我国高校贷款风险进行预警。

## 二、指标设计和数据处理

鉴于贷款额度控制模型对高校贷款风险指数的计算采用了过于细化的指标, 较容易受人为因素影响, 所以我们在本文中仿照 Aykut Kibritcioglu (2002) 的方法构造我国高校贷款风险指数。<sup>[9]</sup>

$$RISK = \frac{EI - \bar{EI}}{2 \sigma_{EI}} + \frac{LJ - \bar{LJ}}{2 \sigma_{LJ}}$$

其中: EI 为高校的支出收入比,  $\bar{EI}$  和  $\sigma_{EI}$  分别为高校支出收入比的均值和标准差; LJ 为高校基建支出贷款率,  $\bar{LJ}$  和  $\sigma_{LJ}$  分别为高校基建支出贷款率的均值和标准差; RISK 为高校贷款风险指数。

我们初步以 0.5 为高校贷款风险的临界点, 当  $RISK > 0.5$ , 则该地区高校贷款风险较高; 反之, 当  $RISK < 0.5$ , 则该地区高校贷款风险较低。至于高校贷款风险的临界点的精确确定是进一步研究的方向, 但从 RISK 的测算值与高校贷款风险的实际情况的比较看, 该贷款风险指数基本反映了我国各地区高校贷款风险的状况, 如上海、北京等地区较小, 而河南等地区则较大。而且高校的支出、收入和基建支出贷款率等指标相比贷款额度控制模型中的指标而言, 其人为影响因素较小, 统计口径也较为一致。在后续模型分析中, 我们以“0”表示高校贷款风险指数超过 0.5 的地区, 以“1”表示高校贷款风险指数低于 0.5 的地区。

根据《中国教育经费统计年鉴》公布的指标及其计算口径, 我们选定教育拨款 ( $X_1$ )、基建拨款 ( $X_2$ )、事业收入 ( $X_3$ )、其他收入 ( $X_4$ )、事业支出 ( $X_5$ )、基建支出 ( $X_6$ )、在校学生数 ( $X_7$ ) 共 7 项指标。其中其他收入指标有别于年鉴的口径, 这里指年鉴中公布的校办、产业、勤工俭学、社会服务收入用于教育部分和其他经费拨款、其他收入、上级补助收入四者之和。而且这些变量间基本上不存在多重共线性。考虑到我国各地区高校规模存在较大差异性, 上述指标相对应的数据都是取对数后的数值, 以降低由规模差异导致的异方差现象。

由于数据的可获得性, 我们以一个地区的整体高校情况作为一个样本来研究, 所以本文研究的样本为我国 1999-2004 年 31 个地区的高校总体情况。我们把不同年份的同一地区高校视为不同地区高校, 这样就有 186 个样本。样本总体包括高校贷款风险较高的地区 90 个, 高校贷款风险较低的地区 96 个。1999-2003 年的共 155 个样本作为训练样本, 2004 年的 31 个样本作为测试样本。在训练样本中, 高校贷款风险较高的地区 68 个, 高校贷款风险较低的地区 87 个; 在测试样本中, 高校贷款风险较高的地区 22 个, 高校贷款风险较低的地区 9 个。数据来源于《中国教育经费统计年鉴》2000-2005 年各期。

## 三、实证研究

### 1. Logistic 模型

Logistic 模型实际上是多元线性回归模型的推广, 解

决了阈值无法从直觉上解释的问题。模型采用最大似然法进行参数估计,不要求样本数据呈正态分布,因而它在预警效果上优于多元判别分析,因此本文首先应用 Logistic 模型对高校贷款风险进行预警研究。经 EVIEWS5.0 运算得到的 Logistic 模型回归结果如表 1 所示。

表 1 Logistic 回归结果

变量	参数估计值	标准差	Z 统计量
截距	7.311711	4.465993	1.637197
X1	2.786670	1.406119	1.981817*
X2	2.519662	0.610694	4.125901*
X3	-0.226031	1.230786	-0.183647
X4	0.714539	0.399181	1.790013**
X5	-1.665589	1.839747	-0.905336
X6	-1.799003	0.828946	-2.170230*
NX7	-2.794296	1.163612	-2.401400*

注: \* 表示在 5% 的水平上显著, \*\* 表示在 10% 的水平上显著。

由表 1 知, Logistic 回归函数为

$$P = \frac{1}{1 + e^{-(7.312 + 2.787X_1 + 2.520X_2 - 0.226X_3 + 0.715X_4 - 1.666X_5 - 1.799X_6 - 2.794X_7)}}$$

运用以上函数预警高校贷款风险时,根据风险预警的经验法则,我们以 0.5 为最佳判定点。如果计算的 P 值小于 0.5,则该地区的高校被判定为高风险状态;反之,则将该地区高校判定为低风险状态。对高校风险状况 1999-2003 年的原始数据进行回代判定,结果见表 2。

表 2 Logistic 模型对训练样本和测试样本的判定结果

原始值	训练样本				测试样本			
	判定值		合计	综合误判率	判定值		合计	综合误判率
	0	1			0	1		
数	0	53	15	68	19	3	22	22.58
目	1	8	79	87	4	5	9	
%	0	77.94	22.06	100.00	86.36	13.64	100.00	
	1	19.2	90.80	100.00	44.44	55.56	100.00	

表 2 显示,68 个高校贷款风险高的地区有 15 个被错判,误判率为 22.06%;87 个高校贷款风险低的地区有 8 个被错判,误判率为 19.2%。从总体来看,155 个地区有 23 个被错判,总误判率为 14.84%。利用 Logistic 模型回归结果对 2004 年的测试样本进行预警,结果见表 2。从测试结果看,其中 22 个高校贷款风险高的地区有 3 个被错判,误判率为 13.64%;9 个高校贷款风险低的地区则有 4 个被错判,误判率高达 44.44%。

从总体看,Logistic 模型对训练样本和测试样本中的高校贷款风险高的地区的准确判定率分别达到 77.94%和 86.36%,这说明该模型基本能从训练样本中有效鉴别出各地区高校贷款风险状况;该模型也能够较强地识别出

测试样本中的高校贷款风险高的地区,但预警高校贷款风险低的地区时,则出现了几乎是 1:1 的判定,这可能与样本数较少有关。虽然就 31 个测试样本而言只有 22.58%的总误判率,但表明该模型在实际的预警过程中会显得过于谨慎。

## 2. BP 模型

BP 神经网络是基于误差反向传播算法的多层前向神经网络,可以实现输入和输出之间的任意非线性映射,这使得它在模式识别领域有着广泛的应用。Lippman R.P (1987) 等指出,在一定条件下,一个三层的 BP 网络可以以任意精度逼近任何映射关系;且研究表明,与一个隐含层相比,用两个或两个以上隐含层的网络训练并无助于提高小规模网络预警的准确率。所以本文采用三层的 BP 神经网络进行训练和预警,其中网络的输入层共 7 个节点,输出层用一个节点表示。根据 Kolmogorov 定理,输入层有 n 个节点,则隐层有 2n+1 个节点。所以在设计的三层 BP 神经网络中,隐层用 15 个节点表示。本文选用的网络误差精度为  $10^{-2}$ ,输入层节点采用双曲正切 S 型函数,输出层采用线性函数,训练网络时采用 Levenberg-Marquardt 算法,网络权值和阈值学习函数则采用动量梯度下降法,训练次数定为 1000 次。

考虑输入是连续变量,输出是布尔型离散变量,在训练网络前需对输入变量进行归一化处理。我们对这些指标进行初始化,使其数值标准化到 [0, 1] 区间,方法如下:

$$X'_i = \frac{X_i - \min(X_i)}{\max(X_i) - \min(X_i)}$$

根据上述 BP 网络设计模式,经 MATLAB7.0 运算得到 BP 神经网络判别结果,如表 3 所示。

表 3 BP 神经网络判别结果

原始值	训练样本				测试样本			
	判定值		合计	综合误判率	判定值		合计	综合误判率
	0	1			0	1		
数	0	68	0	68	15	7	22	38.71
目	1	1	86	87	5	4	9	
%	0	100.00	0.00	100.00	68.18	31.82	100.00	
	1	1.15	98.85	100.00	55.56	44.44	100.00	

从表 3 可知,68 个高校贷款风险高的地区没有 1 个被错判,误判率为 0;87 个高校贷款风险低的地区只有 1 个被错判,误判率仅为 1.15%。从训练样本的总体判定效果看,155 个地区只有 1 个被错判,综合误判率为 0.65%。从测试结果看,其中 22 个高校贷款风险高的地区有 7 个被错判,误判率为 31.82%;9 个高校贷款风险低的地区则有 5 个被错判,误判率高达 55.56%。从总体看,在 31 个测试样本中,有 12 个被错判,综合误判率为 38.71%。测试样本高达 38.71%的误判率表明模型的泛化能力和稳定性不强,也可能与测试样本数较少有关。



### 3. Logistic 模型和 BP 神经网络模型判定效果比较

Logistic 模型回归结果显示, 其他收入、教育事业拨款、基建拨款增加会降低高校的贷款风险, 而教育事业收入、事业性经费支出、基建支出和在校学生数的增加会导致高校贷款风险的放大, 其中事业性经费支出和教育事业收入对高校贷款风险的影响不显著; 而且根据参数有助于判断各个指标对高校贷款风险的贡献程度。而 BP 神经网络模型只是一种“黑箱”技术, 它可以根据样本不断调整模型, 提高预警准确率, 但不像 Logistic 模型的回归参数那样有解释能力, 无法根据网络的权值得到输入变量的贡献度。

BP 神经网络模型对训练样本判定的准确率达到 99.35%, 显著高于 Logistic 模型 85.16% 的准确率, 其主要原因在于神经网络对样本数据包含的数据特征学习得较充分, 并根据样本不断调整模型。然而 BP 神经网络模型对测试样本判定的准确率则低于 Logistic 模型, 这主要是因为测试样本数量还难以满足 BP 神经网络模型的要求。

### 四、结论和政策建议

综合上述分析结果, 我们认为本文构建的高校贷款风险指数和高校贷款风险预警模型较现有的贷款额度控制模型而言, 既能准确度量我国高校贷款风险的状况, 又能较准确地对我国高校贷款风险进行预警。具体结论如下所示, 并提出相应的政策建议。

1. 贷款风险指数操作性强, 能够用于我国高校贷款风险的监测。根据高校的支出收入比和基建投资贷款率构建的高校贷款风险指数基本上反映了我国高校 1999 年到 2004 年贷款风险的真实状况, 而且这一风险指数在构建上体现出操作性强、不容易被人为影响的特点, 可以作为我国高校贷款风险的监测依据。

2. Logistic 模型是当前我国高校贷款风险识别和预警的最优模型。Logistic 模型风险识别和预警的准确率高达 80% 左右, 判定结果和预警结果差别不大, 模型的稳定性较高, 推广能力较强, 可应用于当前我国高校贷款风险识别和预警。虽然 BP 神经网络模型对训练样本判定的准确率高达 99.35%, 但这源于神经网络技术独特的自我学习和调整能力, 而且该模型的泛化能力和稳定性不强, 不能直接用于我国高校风险预警, 但随着样本数的增加, 我们可以尝试运用 BP 神经网络模型预警高校贷款风险。

3. 高校贷款风险预警指标不宜过于细化, 也要适当纳入高校非财务指标。体现高校特点而又不受高校人为影响的财务等相关指标可以用来对我国高校贷款风险进

行预警, 但不能采取过于细化的、容易被高校操纵的指标。这既有利于政府等相关部门对高校贷款风险进行有效监管, 又在一定程度上降低了高校操纵风险控制指标的激励。另外, 由于高校不同于企业等营利性组织, 我们对高校贷款风险进行预警时要适当纳入高校非财务指标。

4. 增加对高校的财政拨款, 拓宽高校收入来源渠道。根据 Logistic 模型回归结果, 教育事业拨款和基建拨款对降低高校风险有明显的作用。所以, 在我国高校仍存在软预算约束和政策性负担的情况下, 政府应该加大对高校的教育事业拨款和基建拨款的力度。

5. 严格控制高校基础设施建设盲目扩张。基建支出和在校学生数两项指标的增加都会导致高校贷款风险的放大。这反映了这些年我国高校为扩大学校规模而不断扩大基础设施建设带来的贷款风险凸显的现实情况。

注释:

此部分的数据来自林莉的博士论文《中国高校贷款问题研究》。

参考文献:

- [1] 郑萼. 关于高校贷款风险防范的思考[J]. 教育财会研究, 2005(1): 30-33.
- [2] 谢立本. 对高校银行贷款额度控制与风险评价模型的调整[J]. 教育财会研究, 2005(2): 21-27.
- [3] 黄祥林. 高校举债及其规模控制模型的应用[J]. 教育与经济, 2003(2): 32-34.
- [4] 李永宁. 谈高校贷款风险监测指标体系的设计、应用与实证分析[J]. 教育财会研究, 2004(4): 6-10.
- [5] 李曙光. 高等院校贷款风险模糊评判研究[J]. 教育财会研究, 2004(4): 3-10.
- [6] 赵炳起. 略论我国公立高等学校负债发展的风险调控[J]. 辽宁教育研究, 2004(11): 17-20.
- [7] 庞燕珍, 张翠仙, 白锡环. 对高校贷款管理的思考[J]. 山西农业大学学报(社会科学版), 2005(2): 125-126.
- [8] 黄辉, 章新蓉. 试论高校筹资风险及其防范机制研究[J]. 重庆工商大学学报(社会科学版), 2005(2): 69-72.
- [9] Aykut Kibritcioglu. Excessive Risk-Taking, Banking Sector Fragility, and Banking Crises July, 2002. Working Paper Series [http://www.business.uiuc.edu/working\\_papers/papers](http://www.business.uiuc.edu/working_papers/papers).